

Implementasi dan Analisis *Closeness centrality* Berbasis Konten pada *Social Network* Twitter dengan Algoritma Dijkstra

Artanto Ageng Kurniawan¹, Warih Maharani, S.T., M.T.², Alfian Akbar Gozali, S.T., M.T.³

^{1,2,3} Teknik Informatika, School of Computing, Universitas Telkom

Jalan Telekomunikasi No. 1, Dayeuhkolot, Bandung 40257

¹ artantoageng@gmail.com, ² wmaharani@gmail.com, ³ alfian.akbar.gozali@gmail.com

Abstrak

Social Network Analysis (SNA) telah digunakan untuk membantu dalam melakukan analisis terhadap suatu *social network*. *Social network* Twitter merupakan salah satu media yang populer dan efektif digunakan untuk mengenalkan atau menawarkan produknya lewat konten tweet. Salah satu penerapa SNA yaitu perhitungan *centrality* untuk mengukur seberapa terpusatkah user dalam suatu jaringan. *Closeness centrality* merupakan salah satu metode untuk perhitungan nilai *centrality* berdasarkan jumlah jarak yang harus dilalui sebuah *node* untuk menyebarkan sebuah informasi.

Pada penelitian tugas akhir ini menggunakan algoritma Dijkstra, yang akan mencari nilai *shortest path* pada graph berdasarkan bobot yang dilihat dari *similarity* antar konten tweet yang kemudian akan dihitung nilai *closeness* dari tiap *node*. Dengan metode ini diharapkan akan mengetahui peringkat user dalam jaringan dalam menyebarkan sebuah informasi.

Kata Kunci: *Social Network Analysis, centrality, closeness centrality, graph, Dijkstra, similarity*

1. Pendahuluan

Layanan social network seperti Facebook, Twitter, Instagram, YouTube memiliki dampak dalam perusahaan untuk menjalankan bisnis dan memiliki peran yang signifikan dalam caranya melakukan pemasaran[10]. *Social network* mendapatkan popularitas dan semakin digunakan dalam operasi rutin oleh banyak organisasi bisnis dalam mengenalkan atau menawarkan produknya lewat konten pada *social network*, mulai dari usaha yang baru lahir dan usaha kecil dan menengah sampai perusahaan besar[3]. *Social Network Analysis* (SNA) adalah suatu proses yang digunakan untuk melakukan pemetaan dan mengukur ranking, seberapa besarkah relasi dari tiap individu/node satu dengan lainnya. Dengan representasi tersebut, kita dapat mengukur seberapa besar kontribusi dan peran dari tiap individu dalam menyebarkan informasi melalui akun satu individu. Pada penelitian ini, algoritma Dijkstra diimplementasikan untuk menghitung bobot berdasarkan nilai *similarity* sebuah konten yang user *post* dalam bentuk tweet, yang mana nilai *similarity* dicari menggunakan *Vector Space Model* (VSM) dan mendapatkan ranking 10 *node* berdasarkan *Closeness* yang paling berpengaruh dalam penyebaran suatu konten pada social network Twitter dengan *Closeness Centrality*.

2. Landasan Teori

2.1. *Social Network Analysis*

Tujuan utama dari SNA adalah untuk menguji hubungan antara individu-individu, seperti pengaruh, komunikasi, saran, *friendship*, kepercayaan terhadap baik masing-masing individu atau dalam sebuah kelompok [11]. Berdasarkan tujuan tersebut maka SNA dapat digunakan untuk melakukan pemetaan dan mengukur interaksi dari satu user dengan user lainnya sehingga akan dihasilkan sebuah ranking. *Ranking* menunjukkan seberapa besarkah pengaruh satu user dalam kelompok. Beberapa metode yang paling sering digunakan menurut Freeman (1977, 1979)[11] untuk pengukuran dalam SNA adalah *Degree Centrality*, *Closeness centrality*, dan *Betweenness centrality*.

2.2. Vector Space Model (VSM)

Vector Space Model adalah model yang digunakan untuk merepresentasikan sebuah dokumen dalam bentuk vektor yang direpresentasikan ke dalam bentuk vector

Dimana D_i merepresentasikan setiap dokumen dan d_{ij} merepresentasikan nilai dari istilah ke-j[4].

Perhitungan relevansi dari sebuah dokumen dapat dicari dengan rumus

$$D_i \cdot q = \frac{d_{ij} \cdot q_j}{\sqrt{\sum d_{ij}^2} \sqrt{\sum q_j^2}} \quad (2.4)$$

Dimana D_i^T adalah transpose dari vector dokumen yang akan dibandingkan dengan vector q , q adalah vector query, dan \sum adalah besar dari tiap vektor[4].

2.3. Closeness Centrality

Closeness centrality adalah cara untuk mengukur seberapa dekat antar satu user dengan user lainnya berdasarkan panjang rata-rata dari satu user ke seluruh user dalam jaringan[2]. Semakin tinggi *closeness user*, semakin kuat kontribusi user tersebut dalam penyaluran informasi. Closeness centrality dapat dituliskan dengan rumus (W&F, 184-185):

$$C_c(v) = \frac{(N-1)}{\sum_{u \in V} d(v,u)} \quad (2.2)$$

Dimana:

C adalah closeness dari user yang ingin dicari,

N adalah banyaknya user/node dalam satu jaringan,

v adalah node asal, dan

u adalah banyaknya user/node yang terhubung dengan user/node asal.

2.4. Algoritma Dijkstra

Algoritma Dijkstra adalah salah satu algoritma yang digunakan jarak terpendek diantara dua node dalam graph berbobot[7]. Algoritma Dijkstra dapat diterapkan di graph berarah maupun tidak berarah dan dapat menyelesaikan masalah shortest path dimana nilai seluruh bobotnya adalah positif. Ide utama dari algoritma Dijkstra adalah dengan memulai perhitungan best case dari node asal ke setiap node yang ada dalam graph. Secara iteratif, nilai bobot tiap node akan berubah jika ada solusi yang lebih baik daripada solusi sebelumnya.

2.4.1. Penerapan Algoritma Dijkstra dalam Closeness Centrality

Penerapan algoritma Dijkstra digunakan untuk menentukan lintasan dengan nilai *similarity* yang besar kemudian di *inverse* nilainya untuk mendapatkan bobot terkecil [9], yang mana nilai tersebut akan digunakan dalam perhitungan *closeness centrality* untuk menentukan *centrality* dari masing-masing user.

3. Perancangan Sistem

3.1. Rancangan Umum

Data Twitter yang dicari adalah data hasil pengumpulan dari *social network* Twitter yang diambil menggunakan sistem yang dibangun. Data yang didapat adalah *username*, *id_tweet*, konten dan lokasi berdasarkan kata kunci dari produk yang dimiliki UKM terpilih yang hasilnya disimpan dalam *database*. Setelah data didapat dilakukan proses *filtering* untuk menyaring sepuluh user dengan jumlah tweet terbanyak berdasarkan tiap kata kunci yang dicari. Masing-masing tweet yang dimiliki user kemudian dihitung dengan menggunakan VSM untuk

mendapatkan nilai kesamaan antar tweet yang dijadikan sebagai bobot. Untuk mencari *user* berpengaruh dilakukan perhitungan dengan algoritma Dijkstra yang akan mencari *shortest path* dari tiap *node* asal ke setiap *node* tujuan dan akan diketahui bobot masing-masing *edge* yang dilewati. Dari jumlah total bobot tiap *node* dilakukan perhitungan *closeness* dan didapatkan 10 ranking *user* berdasar nilai *closeness* terbesar.

3.2. Contoh Implementasi VSM

Terdapat 3 buah dokumen sebagai berikut:

- User A: Aku suka martabak
- User B: Suka Martabak coklat enak
- User C: Mau martabak coklat

Setelah didapat 3 dokumen tersebut, maka dilakukan perhitungan pembobotan TF-IDF dengan kata kunci “suka martabak”

Term	TF				Df	D/df	IDF = Log(D/df)	Bobot			
	KK	A	B	C				KK	A	B	C
Aku	0	1	0	0	1	3	0.477	0	0.477	0	0
Suka	1	1	1	0	2	1.5	0.176	0.477	0.477	0.176	0
Martabak	1	1	1	1	3	1	0	0	0	0	0
Coklat	0	0	1	1	2	1.5	0.176	0	0	0.176	0.176
Enak	0	0	1	0	1	3	0.477	0	0	0.477	0
Mau	0	0	0	1	1	3	0.477	0	0	0	0.477
Total								0.954	0.829	0.653	

Gambar 3.1 Perhitungan TF-IDF

Setelah didapat hasil dari masing-masing konten, dilakukan proses perhitungan VSM

Term	KK	A	B	C	KK*A	KK*B	KK*C
Aku	0	0.477	0	0	0	0	0
Suka	0.477	0.477	0.176	0	0.227529	0.083952	0
Martabak	0	0	0	0	0	0	0
Coklat	0	0	0.176	0.176	0	0	0
Enak	0	0	0.477	0	0	0	0
Mau	0	0	0	0.477	0	0	0
Sqrt(KK)		Sqrt(User)		Sum(KK.User)			
0.69065		0.97672		0.80808	0.227529	0.083952	0

Gambar 3.2 Perhitungan VSM

Perhitungan relevansi antar *user* dengan rumus *cosine similarity* sebagai berikut:

- User A = $\frac{\text{sum}(\text{KK.A})}{(\text{sqrt}(\text{KK}) * \text{sqrt}(\text{A}))}$
 $= \frac{0.227529}{(0.69065 * 0.97672)} = 0.3372940353$
- User B = $\frac{\text{sum}(\text{KK.B})}{(\text{sqrt}(\text{KK}) * \text{sqrt}(\text{B}))}$
 $= \frac{0.083952}{(0.69065 * 0.91049)} = 0.13350509816$
- User C = $\frac{\text{sum}(\text{KK.C})}{(\text{sqrt}(\text{KK}) * \text{sqrt}(\text{C}))}$
 $= \frac{0}{(0.69065 * 0.80808)} = 0.0$

3.3. Contoh Implementasi Closeness Centrality

Berikut diberikan sebuah masalah sederhana dalam kasus matriks ketetanggaan dengan graf lengkap yang sudah diberikan nilai bobot berdasarkan *similarity* dalam Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Matriks *Adjacency*

Node/Node	A	B	C	D	E
A	0	0.04	0.03	0.02	0.01
B	0.04	0	0.05	0.07	0.04
C	0.03	0.05	0	0.04	0.03
D	0.02	0.07	0.04	0	0.01
E	0.01	0.04	0.03	0.01	0

Berdasarkan matriks tersebut *node* A memiliki nilai kesamaan sebesar 0.04 dengan *node* B dimana menandakan kemiripannya tinggi dibanding *node* lain. Hasil nilai *similarity* harus dinormalisasikan dengan cara membalik bobot (membagi nilai bobot dengan satu) [9]. Hasil tersebut menandakan bahwa semakin kuat atau semakin

besar nilai *similarity* maka akan mendapat bobot yang rendah dan semakin lemah atau semakin kecil nilai *similarity* maka akan mendapat bobot yang besar. Tabel 3.2 menunjukkan nilai bobot yang sudah dinormalisasi.

Tabel 3.2. Nilai Bobot Setelah Normalisasi

Node/node	A	B	C	D	E
A	0	25	33.3333	50	100
B	25	0	20	14.2857	25
C	33.3333	20	0	25	33.3333
D	33.3333	14.2857143	25	0	100
E	25	12.5	50	100	0

Misal *node* yang terpilih setelah proses pencarian *path* dengan algoritma Dijkstra adalah A,B, dan C. Dihasilkan sebuah matriks baru dengan nilai bobot terendah seperti pada tabel 3.3.

Tabel 3.3. Hasil Algoritma Dijkstra

Node/Node	A	B	C
A	0	25	33.3333
B	25	0	20
C	33.3333	20	0

Hitung jarak rata-rata dari simpul yang terpilih ke semua simpul yang ada sebagai berikut

- Jarak total simpul A: $0 + 25 + 33.3333 = 58.3333$
- Jarak total simpul B: $25 + 0 + 20 = 45$
- Jarak total simpul C: $33.3333 + 20 + 0 = 53.3333$

Untuk menghitung Closeness, dari nilai tersebut akan dihitung dengan rumus $\frac{(N-1)}{\sum_{u \in V, u \neq v} d(v,u)}$, dimana n adalah total *node* yang ada dalam graf dan x adalah jarak total.

- Closeness untuk A adalah $\frac{3-1}{58.3333} = 0.03428571$
- Closeness untuk B adalah $\frac{3-1}{45} = 0.04444444$
- Closeness untuk C adalah $\frac{3-1}{53.33} = 0.0375$

Dari hasil tersebut akan didapat hasil perangkingan dari nilai *closeness* terbesar sampai nilai terkecil pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4. Hasil Perangkingan

Node	Closeness
B	0.04444444
A	0,0375
C	0.03428571

4. Pengujian dan Analisis

Penelitian ini bertujuan dalam penerapan Dijkstra pada *Closeness Centrality* pada *social network* Twitter serta menganalisis pengaruh bobot (konten dan waktu) terhadap hasil perngakingan *closeness centrality* terhadap 10 user. Dataset yang digunakan adalah *tweet* berdasarkan kata kunci yang mengacu pada produk-produk dari UKM JKT66. Kata kunci yang digunakan sebagai berikut:

Tabel 4.1. Rincian *Dataset*

Kata Kunci	ID Keyword	Jumlah Tweet
Indomie	102	40
Martabak	103	162
Brownies	105	33
Kue Cubit	106	201
Kue Cubit Greentea	108	40
Greentea	112	287
Total Tweet		763

4.1. Analisis Pengaruh Nilai Bobot dalam Menentukan User Berpengaruh dalam Media Sosial Twitter
 Pada proses pengujian ini dilakukan pengujian terhadap nilai bobot yang didapat dari hasil perhitungan *Vector Space Model* (VSM) dalam menentukan nilai peringkat user berdasarkan algoritma Dijkstra.

4.1.1. Analisis Pengaruh Nilai Bobot dalam Pemilihan *Shortest Path*

Dari hasil *similarity* yang sudah dinormalisasi, algoritma Dijkstra dapat diterapkan. Gambar 4.1 dan 4.3 merupakan contoh tabel nilai *similarity* dengan kata kunci “Indomie” dengan user “@anggyhariyandi”.

Node1	Node2	Kesamaan	Kesamaan setelah dinormalisasi
anggyhariyandi	anggyhariyandi	1	1
anggyhariyandi	eggiindraprasta	0.011153696	89.65637644
anggyhariyandi	haeoccean	0.046281185	21.60705242
anggyhariyandi	istinafisa	0.015465971	64.65808158
anggyhariyandi	kpindreswari	0.151426426	6.603867146
anggyhariyandi	nisabellas	0.009398288	106.4023521
anggyhariyandi	randy_Kvn	0.084225738	11.87285523
anggyhariyandi	salomo_malau	0.078953625	12.66566297
anggyhariyandi	Tue_Tee	0.016039519	62.34601055
anggyhariyandi	vettymeong	0.014897156	67.12690608

Gambar 4.1 Nilai *Similarity* “@anggyhariyandi”

Path yang diambil oleh *node* “@anggyhariyandi” menuju *node* lainnya dapat dilihat seperti pada Gambar 4.2.

Node asal	Node tujuan	Shortest Path	Total Bobot
anggyhariyandi	anggyhariyandi	anggyhariyandi	0
anggyhariyandi	eggiindraprasta	anggyhariyandi, kpindreswari, istinafisa, eggiindraprasta	20.18261614
anggyhariyandi	haeoccean	anggyhariyandi, haeoccean	21.60705242
anggyhariyandi	istinafisa	anggyhariyandi, kpindreswari, istinafisa	11.52796408
anggyhariyandi	kpindreswari	anggyhariyandi, kpindreswari	6.603867146
anggyhariyandi	nisabellas	anggyhariyandi, haeoccean, nisabellas	35.59762518
anggyhariyandi	randy_Kvn	anggyhariyandi, randy_Kvn	11.87285523
anggyhariyandi	salomo_malau	anggyhariyandi, salomo_malau	12.66566297
anggyhariyandi	Tue_Tee	anggyhariyandi, kpindreswari, Tue_Tee	11.05598572
anggyhariyandi	vettymeong	anggyhariyandi, kpindreswari, vettymeong	14.98693087

Gambar 4.2 *Shortest Path* user “@anggyhariyandi”

Node asal “@adigunap” untuk menuju *node* tujuan “@istinafisa” memilih *shortest path* dari “@anggyhariyandi” – “@kpindreswari” – “@istinafisa” dengan total bobot minimal 11.52796408 daripada memilih *shortest path* yang lain seperti “@anggyhariyandi” – “@istinafisa” karena nilai bobotnya 64.65808158, lebih besar daripada path “@anggyhariyandi” – “@kpindreswari” – “@istinafisa”.

4.1.2. Analisis Pengaruh Nilai Dijkstra dalam Hasil Perangkingan

Pengujian skenario ini dilakukan terhadap delapan kata kunci yang sudah didapat yang sebelumnya sudah melalui proses normalisasi nilai *similarity* yang digunakan sebagai bobot. Di bawah ini ditampilkan tabel

hasil pengujian dengan kata kunci “Indomie” yang dapat mewakili pengujian dari seluruh kata kunci, sedangkan untuk tujuh tabel hasil yang lainnya dapat dilihat di lampiran buku Tugas Akhir ini.

Username	Total Bobot	Closeness	Peringkat
kpindreswari	132.7629004	0.06779	1
Tue_Tee	137.0572362	0.065666	2
istinafisa	141.3035021	0.063693	3
anggyhariyandi	146.1005598	0.061601	4
randy_Kvn	152.5011466	0.059016	5
vettymeong	184.3760443	0.048813	6
eggiindraprasta	185.1470758	0.04861	7
salomo_malau	185.1924233	0.048598	8
haeocean	275.7428743	0.032639	9
nisabellas	346.8642365	0.025947	10

Gambar 4.3 Pengaruh Nilai Dijkstra Terhadap Hasil Perangkingan Ktra Kunci “Indomie”

Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa jumlah nilai total jarak dari *node* asal ke semua *node* tujuan berpengaruh terhadap hasil perangkingan, dimana semakin besar nilai total bobot dari *node* asal ke semua *node* tujuan semakin kecil hasil nilai *closeness* dan sebaliknya semakin kecil nilai total bobot dari *node* asal ke semua *node* tujuan semakin besar hasil nilai *closeness*.

4.1.3. Analisis Perubahan Nilai Bobot dengan Waktu Tweet Terhadap Perangkingan

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap penambahan variabel dalam pembobotan yang tadinya hanya memperhitungkan hanya berdasarkan nilai *similarity* dari konten, skenario ini menambahkan variabel *similarity* waktu user ketika melakukan tweet sehingga pembobotan berdasarkan gabungan dari nilai *similarity* konten dan waktu tweet berdasarkan persentase. Persentase penambahan sebagai berikut:

- Konten 25% dan waktu tweet 75%
- Konten 50% dan waktu tweet 50%
- Konten 75% dan waktu tweet 25%

Skenario pembobotan ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana pengaruh perubahan bobot dari nilai *similarity* konten dan selisih waktu tweet yang didapat dalam pengukuran *closeness centrality* dengan menggunakan algoritma Dijkstra dan melihat bagaimana perubahan ranking *user*.

Di bawah ini ditampilkan gambar hasil pengujian terhadap satu kata kunci yaitu “Indomie” yang bisa mewakili lima kata kunci lainnya.

Username	Waktu	Closeness	Peringkat
Tue_Tee	18:43:29 18:47:47	0.000052848176	1
randy_Kvn	19:49:55	0.000050888711	2
nisabellas	19:56:02	0.000050433507	3
vettymeong	20:09:50	0.000050002651	4
salomo_malau	15:33:41	0.000047928641	5
haeocean	23:33:35 23:40:08	0.000040655681	6
kpindreswari	23:52:12	0.000039644813	7
istinafisa	3:19:22	0.000028127795	8
anggyhariyandi	3:00:34	0.000027627074	9
eggiindraprasta	1:44:18	0.000025516176	10

Gambar 0.4 Perubahan Nilai Bobot dengan Persentase Konten 25% dan Waktu Tweet 75%

Username	Waktu	Closeness	Peringkat
Tue_Tee	18:43:29 18:47:47	0.000079428741	1
randy_Kvn	19:49:55	0.000076473424	2
nisabellas	19:56:02	0.000075899515	3
vettymeong	20:09:50	0.000075149883	4
salomo_malau	15:33:41	0.000072041288	5
haeocan	23:33:35 23:40:08	0.000061196319	6
kpindreswari	23:52:12	0.000059677565	7
istinafisa	3:19:22	0.000042243132	8
anggyhariyandi	3:00:34	0.000041513302	9
eggiindraprasta	1:44:18	0.000038322497	10

Gambar 0.5 Perubahan Nilai Bobot dengan Persentase Konten 50% dan Waktu Tweet 50%

Username	Waktu	Closeness	Peringkat
Tue_Tee	18:43:29 18:47:47	0.000158544529	1
randy_Kvn	19:49:55	0.000152666134	2
nisabellas	19:56:02	0.000151300520	3
vettymeong	20:09:50	0.000150007953	4
salomo_malau	15:33:41	0.000143785924	5
haeocan	23:33:35 23:40:08	0.000121967042	6
kpindreswari	23:52:12	0.000118934440	7
istinafisa	3:19:22	0.000084383384	8
anggyhariyandi	3:00:34	0.000082881221	9
eggiindraprasta	1:44:18	0.000076548527	10

Gambar 0.1 Perubahan Nilai Bobot dengan Persentase Konten 75% dan Waktu Tweet 25% Berdasarkan Gambar

4.5, 4.6 dan 4.7 dapat dilihat bahwa hasil peringkat yang dihasilkan lebih berdasarkan pada waktu tweet, dimana semakin dekat waktu tweet maka semakin tinggi peringkat yang didapat. Namun dilihat dari persentase penambahan bobot tidak dilihat adanya perubahan peringkat, hal ini disebabkan karena nilai dari variabel selisih waktu tweet dalam satuan detik lebih besar daripada nilai *similarity* konten tweet sehingga hasil peringkat lebih berdasarkan pada waktu tweet.

4.1.4 Analisis Perubahan Nilai Bobot dengan Waktu Tweet Terhadap Perangkingan

Skenario ini menambahkan variabel jarak waktu dan tanggal user ketika melakukan tweet yang didapat dari rata-rata selisih waktu dalam satuan detik.

Nilai pembobotan didapat berdasarkan gabungan dari nilai *similarity* konten dan selisih rata-rata waktu dan tanggal tweet berdasarkan persentase. Persentase penambahan sebagai berikut:

- Konten 25% dan waktu dan tanggal tweet 75%
- Konten 50% dan waktu dan tanggal tweet 50%
- Konten 75% dan waktu dan tanggal tweet 25%

Di bawah ini ditampilkan gambar hasil pengujian terhadap satu kata kunci yaitu "Indomie" yang bisa mewakili lima kata kunci lainnya.

User	Tanggal&waktu	Closeness	Peringkat
kpindreswari	2/28/2015 23:52:12	0.000021226935	1
eggiindraprasta	3/1/2015 1:44:18	0.000021199717	2
haeocan	2/28/2015 23:33:35, 02/28/2015 23:40:08	0.000021128882	3
anggyhariyandi	3/1/2015 3:00:34	0.000020871729	4
istinafisa	3/1/2015 3:19:22	0.000020717120	5
vettymeong	2/28/2015 20:09	0.000018664459	6
nisabellas	02/28/2015 19:56:02	0.000018474067	7
salomo_malau	3/1/2015 15:33	0.000014227718	8
randy_Kvn	3/1/2015 19:49	0.000012693536	9
Tue_Tee	3/6/2015 6:43:29, 03/06/2015 18:47:47	0.000003373859	10

Gambar 0.8 Perubahan Nilai Bobot dengan Persentase Konten 25% dan Waktu dan tanggal Tweet 75%

User	Tanggal&waktu	Closeness	Peringk
kpindreswari	2/28/2015 23:52:12	0.000031861689	1
eggiindraprasta	3/1/2015 1:44:18	0.000031831017	2
haeoccean	2/28/2015 23:33:35,	0.000031725348	3
anggyhariyandi	02/28/2015 23:40:08	0.000031334566	4
istinafisa	3/1/2015 3:00:34	0.000031099282	5
vettymeong	3/1/2015 3:19:22	0.000028026706	6
nisabellas	2/28/2015 20:09	0.000027740530	7
salomo_malau	02/28/2015 19:56:02	0.000021351686	8
randy_Kvn	3/1/2015 15:33	0.000019044487	9
Tue_Tee	3/6/2015 19:49	0.000005062774	10

Gambar 0.9 Perubahan Nilai Bobot dengan Persentase Konten 50% dan Waktu dan Tanggal Tweet 50%

User	Tanggal&waktu	Closeness	Peringk
kpindreswari	2/28/2015 23:52:12	0.000063680806	1
eggiindraprasta	3/1/2015 1:44:18	0.000063599150	2
haeoccean	2/28/2015 23:33:35,	0.000063386646	3
anggyhariyandi	02/28/2015 23:40:08	0.000062615187	4
istinafisa	3/1/2015 3:00:34	0.000062151361	5
vettymeong	3/1/2015 3:19:22	0.000055993376	6
nisabellas	2/28/2015 20:09	0.000055422200	7
salomo_malau	02/28/2015 19:56:02	0.000042683154	8
randy_Kvn	3/1/2015 15:33	0.000038080607	9
Tue_Tee	3/6/2015 19:49	0.000010121578	10

Gambar 0.10 Perubahan Nilai Bobot dengan Persentase Konten 75% dan Waktu dan Tanggal Tweet 25%

5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis, maka dapat ditarik kesimpulan bahwa Algoritma Dijkstra dapat digunakan untuk menentukan peringkat *user* yang berpengaruh berdasarkan konten dan penambahan nilai bobot dengan waktu dan waktu dan tanggal tweet *user* berpengaruh terhadap peringkatan *user*, semakin dekat jarak waktu dan tanggal tweet *user* terhadap *user* lainnya semakin tinggi peringkat yang didapatkan. Saran yang dapat dianjurkan untuk penelitian *Social Network Analysis* berbasis konten adalah menambahkan analisis penambahan atau pengurangan jumlah *node* untuk melihat pengaruh terhadap peringkatan dan menggunakan algoritma pencarian *path* lainnya seperti A* dan Bellman-Ford.

Daftar Pustaka

- [1] Eunice E.Santos, Chair et al. 2007.Effective and Efficient Methodologies for Social Network Analysis. Virginia US .
- [2] Freeman L C (1979). 'Centrality in Social Networks: Conceptual clarification'. Social Networks 1, 215-239.
- [3] Jamali Mohsen, Abolhassani Hassan. Different Aspects of Social Network Analysis. Web Intelligence Research Laboratory Computer Engineering Department Sharif University of Technology. Iran.
- [4] Kelly, Nicole. 2012. Information Retrieval Using Vector Spaces.
- [5] M. E. J. Newman. 2001.Scientific collaboration networks. II. Shortest paths, weighted networks, and centrality. Santa Fe Institute, 1399 Hyde Park Road, Santa Fe, New Mexico 87501 and Center for Applied Mathematics, Cornell University, Rhodes Hall, Ithaca, New York 14853
- [6] Partomo, Titik Sartika. 2004. Usaha Kecil Menengah dan Koperasi. Center for industry and sme studies faculty of economics University of Trisakti.
- [7] Rossen, Kenneth H. 2007. Discrete Mathematics And Its Application.
- [8] Ruohonen Keijo. 2013. Graph Theory.
- [9] Santoso Leo Willyanto, Setiawan Alexander, Prajogo Andre K. Performance Analysis of Dijkstra, A* and Ant Algorithm for Finding Optimal Path Case Study: Surabaya City Map. Petra Christian University, Surabaya.

- [10] Smits Martin, Mogos Serban. The Impact Of Social Media On Business Performance. Tilburg University, Universidade Católica Portuguesa UCP.
- [11] Stockman, F. N. 2004. What binds us when with whom? Content and structures in social network analysis. Extended version of keynote at the SUNBELT XXIV. International social network conference, Portoroz (Slovenia).
- [12] Supradono Bambang, Hanum Ayu Noviani. 2011. Peran Sosial Media Untuk Manajemen Hubungan Dengan Pelanggan Pada Layanan E-Commerce. Universitas Muhammadiyah Semarang.

